

引用格式: Zhu Bin, Liao Jingjuan, Shen Guozhuang. Review on Radar Remote Sensing of Mangrove[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(5): 959-972. [朱彬, 廖静娟, 沈国状. 红树林雷达遥感研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(5): 959-972.]
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.5.0959

红树林雷达遥感研究进展

朱彬^{1,3}, 廖静娟^{1,2}, 沈国状¹

(1. 中国科学院空天信息创新研究院 数字地球重点实验室, 北京 100094;

2. 海南省地球观测重点实验室, 海南 三亚 572029;

3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 红树林是海岸带生态系统中重要的植物群落, 具有较高的社会、生态和经济价值。遥感技术的发展为红树林监测提供了一种高效便利的手段。雷达遥感由于具有穿透性好、不受云雨影响的特点, 在红树林分布地区具有得天独厚的优势。对近几十年来雷达遥感在红树林监测方面的研究进行了回顾, 着重分析了红树林散射机制、红树林分类与识别和红树林生物物理参数反演这3个方面的研究进展, 对各类方法进行了总结和对比, 最后针对存在的问题提出了未来可以改进的方向。

关键词: 红树林; 雷达; 散射机制; 分类; 反演

中图分类号: X37; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)05-0959-14

1 引言

红树林(Mangrove)是生长在热带和亚热带地区具有较高生产力的潮间带木本植物群落, 对沿海的社会、生态、经济等生态系统服务具有重要的意义^[1-5]。尽管红树林只占陆地面积很小的部分, 却具有固碳、净化水质、减缓气候变化、维持海陆生物多样性和生物地球化学循环、保护海岸线和沿岸基础设施的作用, 并为当地居民长期提供具有经济价值的鱼虾养殖、木材泥炭等产品。同时, 红树林是全球最脆弱的生态系统之一, 在其分布的所有区域内都受到威胁。在过去的半个多世纪中, 全球红树林数量急速下降, 损失面积已经超过了三分之一, 严重威胁到了人类的生产与发展^[6, 7]。因此, 近年来红树林的管理和保护工作在全世界范围内得到了认同, 而红树林监测则是其中非常重要的一环。

在红树林监测研究中, 主要包括传统实地调查方法和遥感监测方法。由于红树林分布在海陆交界的滩涂浅滩, 生长环境复杂多变, 传统实地调查

方法存在工作量大、效率低的问题, 难以获得较大范围、准确的红树林信息。最近几十年, 遥感技术的快速发展使得大范围红树林监测成为了可能。遥感监测范围广、重复周期短、时效性强等特点, 使得其在红树林监测上具有得天独厚的优势。目前, 遥感监测红树林的方法主要包括摄影测量、多光谱遥感、高光谱遥感、激光雷达遥感以及雷达遥感等。其中, 多光谱遥感的空间分辨率较高, 可以对红树林进行精细化分类, 高光谱遥感则具有较高的光谱分辨率, 易于识别不同种类的红树林。但是, 红树林主要生长在多云多雨的热带和亚热带地区。此类光学遥感方法易受大气、云雨等影响, 因此获取数据较为不易。雷达遥感由于具有全天时全天候的特点, 使得其在长期受云雨影响的红树林分布地区具有更高的应用价值。并且, 雷达遥感具有一定的穿透性, 可以更加直接、有效地测量红树林的结构信息, 进而反演红树林结构参数、叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)、生物量等生物物理参数。

收稿日期: 2020-07-02; 修订日期: 2021-09-10

基金项目: 海南省重大科技计划项目(ZDKJ2019006)及中国科学院战略性先导科技专项(A类)(XDA19030302)资助。

作者简介: 朱彬(1992—), 男, 北京人, 博士研究生, 主要从事红树林遥感方面的研究。E-mail: zhubin@aircas.ac.cn

通讯作者: 廖静娟(1966—), 女, 广西南宁人, 研究员, 主要从事微波遥感及其应用方面的研究。E-mail: liaojj@aircas.ac.cn

而光学遥感只能从光谱信息中间接估算出这些信息。迄今为止,雷达遥感已经广泛应用于红树林相关研究中,取得了众多研究成果^[6-14]。

2 国内外研究进展

2.1 用于红树林研究的雷达遥感数据源

用于红树林监测的雷达传感器主要分为机载雷达和星载雷达。机载雷达以美国 NASA/JPL AIRSAR 为主,该传感器是全极化的合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR),可以覆盖 P、C 和 L 波段,广泛应用于早期雷达红树林研究。随着星载传感器的发展,越来越多的红树林研究开始使用星载雷达数据。截止 2019 年底,已用于红树林研究的雷达传感器有 12 颗(表 1)。多年来,星载雷达的技术指标也取得了长足进步,分辨率从早期的几十米级到现在的米级,极化方式从单极化到双极化、多极化。我国在 2016 年也发射了高分三号卫星,该卫星是 C 波段全极化雷达,其最高分辨率达到了 1 m。但目前研究文献中还未有利用高分三号卫星数据进行红树林研究的报道。

表 1 已用于红树林研究的雷达传感器
Table 1 Radar sensors used in mangrove study

传感器	波段	极化	分辨率 /m	发射 时间	参考文献
AIRSAR	P C L	全极化	/	1985	[15-17]
ERS-1	C	VV	30	1991.07	[15, 18, 19]
SIR-C	C L X	全极化	10~200	1991.08	[15, 20, 21]
JERS-1	L	HH	18	1992.02	[15, 18, 22]
ERS-2	C	VV	30	1995.04	[23, 24]
Radarsat-1	C	HH	10~100	1995.11	[25-27]
Envisat	C	双极化	28	2002.02	[28-30]
ALOS	L	双极化	10~100	2006.01	[22, 31-33]
TerraSAR-X	X	双极化	1~40	2007.06	[34]
Radarsat-2	C	全极化	1.5~100	2007.12	[35-37]
Sentinel-1	C	双极化	5~40	2014.04	[38-40]
ALOS-2	L	全极化	3~100	2014.05	[41-44]

2.2 红树林散射机制研究

红树林散射机制研究主要利用散射模型、机载或星载传感器得到的数据,研究红树林的散射特性,进而为红树林分类与识别、反演提供理论支持。

2.2.1 红树林散射模型

红树林散射模型是以辐射传输方程为基础建立的理论或半经验模型,这些模型考虑微波信号在传输过程中受到土壤、粗糙地表、植被、大气等不同介质的影响,分析微波信号变化的原因,并对微波

辐射传输过程进行参数化,从而研究微波信号与红树林散射方式、结构参数、LAI 以及生物量之间的关系,并探求红树林微波信号变化的真实物理意义。

Wang 等^[45]利用 SBMCBM (Santa Barbara Canopy Backscatter Model) 模型对红树林地区进行建模。该模型是以水云模型为基础,地表反射利用小扰动模型进行模拟,气根和树干部分则使用介电圆柱体模型。Proisy 等^[17]利用 Karam 提出的分层植被微波散射模型 (Layered Vegetation Microwave Scattering Model, LVMSM) 和 AIRSAR 数据描述了法属圭亚那红树林结构特征及生物量。该模型是基于辐射传输方程的一阶解,地表反射利用 IEM 模型进行模拟,土壤介电常数由 Hallikainen 介电常数模型得出,植被层辐射则分别考虑了树叶、树枝和树干。Thirion 等^[46-47]提出了一个应用于红树林的相干模型,考虑了散射体与地面之间的相互作用,但并未考虑散射体之间的相互作用。

2.2.2 红树林散射特性分析

不同波段下,红树林的散射特性有所不同。Proisy 等^[17]基于 LVMSM 模型研究了红树林在 C、L 和 P 3 个波段的散射特性,发现极化比可以区分红树林散射机制以及不同生长阶段,其中 P 波段的效果较好。Proisy 等^[48]进一步研究了两类生物量相似但结构差异很大的红树林:密林 (Close Pioneer Forest) 与疏林 (Open Declining Forest)。对于后向散射系数,在 3 个波段都观察到疏林的值比密林要高,并且差值随波长增大而增加,其中 HH 极化最为显著。这是由于较高的单次散射和二次散射所导致的。研究还分析了处于不同生长阶段的红树林在不同波段的散射成分占比。在 P 波段,密林主要的散射成分是单次和二次散射,疏林是单次散射占主导 (二次散射和体散射可以忽略)。在 L 波段,密林主要由二次散射决定的,单次散射对 HH 极化有显著贡献。而对于疏林,同极化是由地表面次散射决定的,交叉极化的体散射与二次散射贡献相同。在 C 波段,由于穿透深度不足,密林的体散射是由小树枝和树叶决定的。而对于疏林,体散射仅在 HV 上有显著贡献 (由于土壤覆盖度较高)。对于同极化,后向散射的增强主要是由于单次或二次散射分量增加。对于交叉极化,L 和 P 波段的体散射增加是由较大分支互相作用造成的。对于交叉极化比,只有 C 波段显示出一些显著特征。Thirion 等^[46-47]利用相干模型模拟了几种红树林的后向散射随生物量

的变化情况。结果表明,与生物量相关的后向散射系数由单次散射和二次散射的贡献决定,但其变化仅由二次散射决定。单次散射未改变是由于一侧地表及树叶的贡献与另一侧上层树枝贡献相互抵消造成的,这反映了穿透深度和各部分体积分数之间的平衡。Mitchell等^[49]在澳大利亚卡卡杜国家公园研究了SAR数据(P/L/C波段全极化)在红树林分布、结构和生物量反演上的潜力,发现对于密林,L波段同极化中二次散射占比高,但随着生物量增加而下降。对于成熟期密林,体散射(由树枝决定)占比最高。对于观察到的一些较低后向散射现象,主要有两个原因,一是浓密冠层会大大降低穿透能力,二是气根有时也会阻碍二次反射。Kovacs等^[28]利用C波段ENVISAT研究红树林生理参数与雷达信号的关系,发现同极化下无法区分健康和死亡的红树林,这是由于健康红树林的体散射与死亡红树林的二次散射作用相似。健康红树林观察到的交叉极化归因于冠层树叶和树枝的多次散射以及水体与饱和土壤影响下增强的二次散射。

不同的雷达入射角也会影响红树林的散射特性。Wang等^[45]考虑了入射角的变化对红树林散射的影响。其中,小入射角下的二次散射占主导。而当入射角增加时,二次散射的占比会随后向散射值的增加而减少。这是由于大角度下微波信号穿过冠层和树干的路程增加所导致的。红树林监测应使用小入射角的雷达传感器。Mitchell等^[49]发现在大入射角下,雷达波与树干树枝的接触面大,易于穿透冠层,与下层树干树枝相互作用。而小入射角下,雷达波往往集中在冠顶,信号易被树枝之间的相互作用所衰减。

除了红树林自身的特征与结构,外在环境因素同样会影响到红树林的散射特性。Wang等^[45]基于SBMCBM模型,对淹没和非淹没区的红树林进行了研究。在L-HH下,非淹没红树林的冠层体散射占主导,而淹没红树林由于冠层下方水体与冠层产生了二次散射,因此后向散射值会增加(特别是在小角度下)。Mitchell等^[49]研究表明,红树林的变化应综合考虑入射角、视线、潮汐淹没程度和区域之间结构差异等因素。Darmawan等^[50-51]利用ALOS数据研究了印度尼西亚红树林,特别是考虑了潮汐和高程的影响,根据潮高和SRTM(Shuttle Radar Topography Mission)数据分析了洪泛区和非洪泛区。结果表明,涨潮时,HH小于-20 dB,HV小于

-25 dB。落潮时,HH在-20 dB至-10 dB,HV在-25 dB至-10 dB。平坦地形HV有1.6 dB左右的偏差。

2.3 红树林分类与识别研究

红树林分类与识别是以雷达遥感数据为基础,分析各类地物的极化、空间、纹理等特征,依据某种规律或算法将遥感图像分为不同类别,与实际地物形成一一对应关系,从而实现红树林生长区域的分类或识别。其中,红树林分类属于类间问题,目的是确定红树林的分布和面积,核心问题是区分红树林与其他地物。而红树林识别则属于类内问题,目的是确定红树林的群落组成,核心问题是区分不同种类的红树林。

2.3.1 红树林目视解译

对于红树林的分类和识别,传统的方法是目视解译。目视解译方法主要利用雷达数据不同极化、极化组合或极化分解生成假彩色图像,通过人眼直接对图像进行分类或识别。近年来,还提出了雷达和光学图像融合的目视解译方法。

Lewis等^[52]通过美国陆军RAMP(Radar Mapping of Panama)项目获取的K波段雷达影像,绘制出了巴拿马东部的红树林分布图。该研究主要考虑了色调、纹理、地形、植被高度等因素,不仅将红树林与油茶、淡水沼泽、热带雨林区分开,划定了红树林的边界,还可以分辨出两种不同类型的红树林(红海榄和白骨壤)。Aschbacher等^[18]利用ERS-1和JERS-1卫星研究了泰国攀牙湾的红树林。雷达对粗糙度很敏感,因此可以利用结构差异区分出不同年龄的红树林树种。其中,年轻的树木表现出较高的信号响应,高度均一的树木则较低,死亡的树木残骸比无植被地区的信号要高。由于粗糙度相似,雷达很难将红树林与灌木等中小型树木区分开。多时相数据分析表明,红树林对于水分的依赖较少,没有显著的季节性变化。研究还指出单独使用雷达目视效果并不好,与光学数据结合可以显著提高红树林类间分类和类内识别的效果。ERS-1和SPOT结合可区分出10种红树林,而单用SPOT数据仅可区分6种。Souza等^[25, 53]利用Landsat-5和RadarSat-1进行了巴西亚马逊地区红树林制图研究,使用的方法是选择性主成分SAR(SPC-SAR)。该方法是通过主成分分析和HIS(Intensity-Hue-Saturation)变换融合光学雷达影像,光学数据增强植被和沉积环境,雷达数据区分沿海植被高度与区

域间含水量变化。Thomas等^[22]使用目视解译分析了JERS-1和ALOS数据,研究了1996~2010年全球红树林变化分布情况。研究发现,红树林的垂直结构导致其后向散射值增加,在图像上显得比草地和水面更亮。处于生长期的红树林,其后向散射值会随着植被生长而增加。由于红树林和其他雨林的相似性,很难获取其边缘或内部的变化。近年来,研究人员开展了大量红树林目视解译的研究,对喀麦隆^[54]、巴基斯坦东部沿海^[55]、巴西东北部海岸^[56-58]、泰国宋卡湖^[59]、我国海南东寨港^[60]、印度和孟加拉国孙德尔本斯国家公园^[61]、越南海防市^[62]、马来西亚^[63]等全球各地红树林分布地区进行研究,取得了一系列成果。

2.3.2 极化特征法

极化特征法是基于雷达极化特征,通过不同极化、极化组合、极化分解等方法提取辐射特征,再通过不同的分类器对特征进行分类或识别,主要可分为传统方法、面向对象法和机器学习法。

传统方法主要由基于最大似然、Wishart等规则的监督或非监督分类组成。其中,最大似然法根据最大似然比贝叶斯判决准则法建立非线性判别函数集,假设各类分布函数为正态分布,进而对图像进行分类。Ouchi等^[23]基于JERS-1和ERS-2数据对马来西亚的红树林进行了最大似然分类。结果表明,JERS-1的L波段优于ERS-2的C波段。Kovacs等^[64]基于EnviSat和Landsat数据利用最大似然法研究了墨西哥的红树林,发现光学数据(76%)优于雷达数据(54%)。当考虑到4种典型的红树林(死亡、不良、健康、高大健康)时,光学总体精度下降到63%,雷达下降到45%。由于C波段穿透能力有限,冠层体散射容易饱和,所有树木交叉极化值都很高,很难将健康红树林与棕榈等其他树木分开。死亡红树林也造成了误分,在雷达中易被误认为农田,光学中则被误认为是水和盐田。Pasqualini等^[20]、Rodrigues和Souza^[26]、Souza等^[65]也分别利用SIR-C、RADARSAT-1和L波段机载SAR R99B传感器开展了类似的研究。Wishart法则根据SAR数据矩阵表示形式满足复Wishart分布的特点,对图像进行分类。Rao等^[21]利用SIR-C、ALOS和ENVISAT数据研究了基于H/A/ α 分解的Wishart监督和非监督分类。结果表明,ALOS的分类精度(96%)优于SIR-C(92%),可以准确区分水体、红树林和海洋。针对基于决策规则的分类,Kumar

等^[66]基于Radarsat-2数据研究了孙德尔本斯国家公园的红树林,分析了冬季和雨季的多时相数据。基于决策规则,利用3 dHH极化与单天交叉极化比进行土地利用分类,取得了不错的结果。加入纹理特征(熵和角二阶矩)后,可进一步区分3种不同类型的红树林。此外,Brown等^[33]利用ALOS数据研究了坦桑尼亚鲁菲吉三角洲不同种类的红树林。研究对比了H/A/ α 分解、Yamaguchi分解、Arii分解的结果,发现几种极化分解均能反映出不同结构目标的极化响应差异,可用于红树林类内识别。与草地、村落和农田相比,红树林的极化响应随时间变化较小。马尔科夫随机场(Markov Random Field)^[67]、核密度估计^[68]、ISODATA(Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique Algorithm)^[69]等传统方法也广泛应用于红树林分类研究中,取得了不错的效果。

面向对象法是充分考虑到图像结构、纹理以及临近像元的关联性,对图像进行分类。该方法的核心是先分割,再分类。Pereira等^[70]利用ALOS数据绘制了巴西圣保罗南部海岸的红树林,使用的方法为基于频率的上下文分类法(Frequency-based Contextual Classification)。研究发现HH极化和SAR指数的效果最好,其中选取10个极化特征和3个SAR植被指数时精度最高,总体精度为73.9%,Kappa系数为0.734。Thomas等^[32]利用JERS-1和ALOS数据研究了全球9个地区的红树林分布。该研究基于四叉树空间分割和基于规则的分类,考虑了前人划定的红树林范围、高程、到水距离等因素,最终更新了红树林范围。Dat等^[71-72]也基于ALOS数据开展了类似的研究。De Santiago等^[73]利用ALOS数据研究了西非几内亚的红树林。研究基于面向对象的决策规则分类法,讨论了不同极化组合、形状颜色比、多种滤波和多尺度分割的情况,确定了最佳分类参数为双极化、形状颜色比0.1/0.9、3x3 LEE滤波和分割比例5。研究显示,对象特征(形状或长度)可用于改善红树林分类。在红树林类间分类上,单极化精度为91.1%,双极化为92.3%。而红树林类内识别上,区分了高大的白红树(*Rhizophora racemosa*)、矮小的红红树(*R. mangle* and *R. harisonii*)以及黑红树(*Avicennia germinans*),精度相比类间分类下降很多,双极化下仅为63.4%。

机器学习法是将现在比较流行的决策树(Deci-

sion Tree, DT)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)、随机森林(Random Forest, RF)等机器学习算法应用到分类问题中,通过选定的样本对算法进行训练,进而对图像进行分类。Simard等^[19]基于JERS-1和ERS-1数据对加蓬沿海地区的红树林、草地、树林和沼泽进行了分类,使用的方法是决策树。结果显示,多波段分类精度相对于单一波段提高了18%。Held等^[74]在澳大利亚北部昆士兰丹特利河河口利用CASI(高光谱)和AIRSAR(L和P波段极化、C波段干涉)开展了机载红树林分类研究。该研究对比了最大似然法和分层神经网络法,结果表明,分层神经网络的方法准确率(79.8%)优于最大似然法(76.5%),后者有过度分类的趋势,内部具有较高的类内变异性。Wang等^[29]利用多时相Envisat数据在珠江三角洲研究了包括红树林在内的地物分类,使用的方法是决策树,分类总体精度为80%,Kappa系数为0.77。研究表明多时相数据有助于提高分类精度,红树林的辐射变化属于正常季节性波动,没有明显的生命周期。Wong等^[75]利用Hyperion和Envisat对香港的红树林进行分类。选取了高光谱和雷达特征,并通过包裹式特征选择法(Wrapper-based Feature Selection)评估各类组合的准确性,最后对比了最大似然、决策树、ANN和SVM分类算法。结果表明,该特征选择法能够识别显著特征,分类器中ANN的效果最好。Chen等^[38]利用Landsat7/8和Sentinel-1A研究了2015年中国红树林制图。该研究发展了一种时间序列的决策树分类算法,考虑了绿色度、冠层覆盖度、潮汐、海拔、坡度、是否与海相交、归一化植被指数(Normalized Vegetation Index, NDVI)、改进的归一化水体指数(modified Normalized Difference Water Index, mNDWI)等因素。结果表明,Sentinel-1A的VH波段与mNDWI结合能识别潮汐和淡水水体,有助于监测淹没的红树林。该算法的总体、用户和制图精度均大于95%。Bunting等^[76]利用ALOS和Landsat数据绘制了2010年全球红树林的基线。该研究使用极端随机树分类器,考虑了海岸掩膜、前人划定的红树林范围、经纬度、到水距离、到海洋层距离、SRTM高程等因素,总体精度为94%。Zhen等^[36,42,77-78]也分别使用随机森林、逻辑模型树(Logistic Model Tree, LMT)、SVM、决策树等方法开展了研究。Zhang等^[37]利用Radarsat-2和Worldview-3数据对

香港米埔自然保护区的4种红树林进行类内识别,考虑了植被指数和纹理特征。研究发现,旋转森林(Rotation Forest, RoF)优于SVM和随机森林。此外,还利用t检验进行了10倍交叉验证,发现旋转森林比随机森林更有统计意义。红树林物种的分类难度为秋茄(*Kandelia obovate*)<白骨壤(*Avicennia marina*)<老鼠簕(*Acanthus ilicifolius*)<桐花树(*Aegiceras corniculatum*),双极化雷达数据可改善老鼠簕和桐花树的分类。Ferrentino等^[44]继续在上述研究区利用Radarsat-2和ALOS-2数据开展红树林类内识别。该研究针对不同红树林物种的敏感性提出了一个极化变化探测器,在此基础上利用决策树识别了4种红树林。研究结果表明该方法优于基于模型的极化分解法。

近年来,面向对象与机器学习相结合的方法也有了一定发展,取得了不错的效果。Monzon等^[79]利用ALOS和Landsat数据对菲律宾红树林的灾后恢复进行评估,使用的方法是基于图像分割的决策树。Abdel-Hamid等^[80]利用ALOS和RapidEye研究了埃及红海沿岸的红树林,将面向对象的方法应用不同的机器学习算法中。在特征选取上,考虑了极化特征、纹理特征、光谱特征、植被指数和主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)。结果表明,随机森林的性能优于其他分类器,SAR和光学数据结合的总体精度最高(92.15%),回归分类树(Classification And Regression Trees, CART)次之(88.43%),SVM最低(80.23%)。Thomas等^[81]利用ALOS和Landsat数据对2010年全球16个红树林研究区进行研究,使用的方法是图像分割和随机森林,考虑到前人划定的红树林范围、水体分布、SRTM高程、离水距离等因素,选取的参数为HH、HV、NDVI和归一化水体指数(Normalized Difference Water Index, NDWI),总体精度为92.2%至93.3%,Kappa系数为0.86。

2.3.3 干涉相干特征法

干涉相干特征法主要考虑到雷达强度信息容易饱和,利用雷达的相干性特征对红树林进行分类或识别。Takeuchi等^[82]利用JERS-1数据对泰国普吉岛附近的红树林进行了分类,发现相干性比强度更易于区分红树林与其他植被。Chretien等^[24]利用ERS-1、ERS-2和Envisat数据基于干涉雷达分类技术研究了喀麦隆地区的红树林分类。Kim等^[27]研究了南佛罗里达大沼泽国家公园的干涉相干性,发现

JERS-1 和 Radarsat-1 后向散射系数与相干性的关系很好,对于红树林监测应使用高分辨率、HH 极化和小入射角的传感器。Gonnuru 和 Kumar^[83]、Gonnuru 等^[84]基于 Sentinel-1 的 TOPSAR 宽幅干涉数据利用 InSAR 和 PSInSAR 技术研究了印度克里希纳河三角洲的红树林变化。

2.4 红树林生物物理参数反演研究

红树林生物物理参数反演是建立微波信号与红树林结构参数、LAI 以及生物量的经验、半经验模型或智能反演算法,进而求解红树林相关参数。雷达的极化特征和干涉特征均可用于红树林的参数反演。

2.4.1 极化特征法

极化特征法是利用雷达极化信息,对辐射传输过程中信号的增强或衰减的物理过程进行建模,进而估算出红树林结构参数、LAI 以及生物量,主要分为统计回归法和机器学习法。

统计回归法是建立红树林待反演参数与相关特征之间的回归方程,通过实测或模拟数据对方程中系数进行拟合,进而反演红树林参数。Dechambre^[85]通过 X 波段直升机机载雷达研究了电磁波和红树林相互作用机理,发现微波信号可以穿透树冠到达土壤,雷达回波与红树林结构参数密切相关。Proisy 等^[15]利用星载(ERS-1、JERS-1、SIR-C)和机载(NASA/JPL AIRSAR)传感器在法属圭亚那地区研究了微波信号与红树林结构参数、各部分生物量之间的关系。对于结构参数,交叉极化的效果较好,最佳通道分别是:树高 P-VV、密度 HV、胸高断面积 L-HV。对于生物量,P-HV 的相关性最高,L-HV 和 C-VV 次之,L-HH 和 L-VV 最弱。后向散射系数会随着生物量增加而增加,C、L 和 P 波段生物量饱和值分别为:50、160 t/hm²。总体而言,交叉极化与结构参数和生物量的相关性最高。Proisy 等^[48]继续研究了相关系数和相位差这两个参数,发现只有 P 波段的 VV-HH 相位差显示出显著变化。Mougin 等^[16]在法属圭亚那地区利用机载(NASA/JPL AIRSAR)传感器研究了多频率多极化雷达与红树林结构参数和生物量的关系,选取了 3 个生长周期(先锋期、成熟期和衰退期)的红树林。结果显示除密度外,相关性都很好,特别是 HV 和 VV 极化。低频交叉极化的动态范围较大,有利于红树林生物量监测。当生物量过饱和后,会出现后向散射系数减少的现象,这是由于消光损失超过了散射效应。在此基础上,继续分析了极化特征(后向散射

系数、极化比等),选取了最佳通道进行多元回归,建立了一个红树林结构参数和生物量反演模型。结构参数上,树高、胸径、胸高断面积的相关性较好,而密度要低一些。生物量上,多频率多极化结合最高可以估算到 240 t/hm²。Mitchell 等^[49]研究发现应充分考虑到不同频率对红树林结构参数的敏感性,低频雷达对森林结构和树干生物量敏感,高频雷达则对冠层结构和枝叶生物量更敏感。Kovacs 等^[28]以墨西哥为研究区,利用 C 波段 Envisat 研究红树林生理参数与雷达信号的关系。研究发现,交叉极化与 LAI 和树高的关系较好,而密度、胸高断面积、胸径均无明显关系。对于 LAI,大入射角效果较好,这是由于大角度会减少地面直接的单次散射贡献。对于树高,应选较小的入射角。Kovacs 等^[31]基于 L 波段 ALOS 数据进行了研究。对于较高分辨率(6.25 m),HH 极化下,后向散射系数与 LAI、树高和胸高断面积呈现负相关,而与密度和胸径无明显关系。对于较低分辨率(12.5 m),HH 极化下,与红树林参数的关系较弱,但除去死亡红树林后,呈现高负相关。HV 极化下,加入死亡红树林时,与 LAI 成强正相关。VV 极化下,各种参数的相关性均较弱。在此基础上,联合极化特征(后向散射系数、极化比等)和 SAR 纹理特征建立多元回归模型估算红树林参数,发现对于单极化,显示出一定关系,而除去死亡红树林后,LAI 和树高关系进一步增强。对于双极化和全极化,无论加不加入死亡红树林,都观察到类似的关系。Kovacs 等^[35]又基于 C 波段 Radarsat-2 数据进行了研究,考虑死亡红树林时,极化比 HH/HV 效果最好,而除去死亡红树林后 HH 极化效果最好。对于入射角,考虑死亡红树林时,同极化较小入射角(27°)的效果好,交叉极化则没有显著关系。对于极化分解参数,考虑死亡红树林时,熵、 α 角、基座高度和表面粗糙度与结构参数关系最好,而除去死亡红树林时,体散射效果更好。Hamdan 等^[86]利用 ALOS 数据研究了 2010 年和 2011 年马来西亚当地 320 个红树林样地的生物量,建立生物量与极化特征(后向散射系数、极化比等)的单元回归模型,提出了一个 HV 极化的最佳相关函数,发现 L 波段生物量在 100 t/hm² 左右开始饱和,超过 150 t/hm² 时误差很大。Cougo 等^[87]基于 Radarsat-2 数据研究了亚马逊河流域雷达信号(σ , β , γ)与结构参数(胸高断面积、树高、胸径)的关系。得出结论为 σ 最为显著,特别是交叉极化。Pereira

等^[88]利用 ALOS 数据研究了巴西东南部的红树林植被结构。利用 Kruskal-Wallis 统计检验分析了 10 个极化特征,并使用多元线性回归进行拟合。结果表明,HH 在胸高断面积和密度反演上精度较高,而生物量指数(Biomass Index, BMI)和冠层结构指数(Canopy Structure Index, CSI)则更适用于冠层高度、树高和胸径的反演。Luong 等^[89]使用 ALOS-2 数据利用回归分析方法对越南南部的红树林生物量进行估,选取的特征有极化特征(后向散射系数、极化比等)和 SAR 纹理特征。结果显示,HV 极化在线性、指数和多项式模型中有一定关系,HH 则没有很好的关系。研究还表明纹理变量的加入,会进一步提高精度,最终精度 R^2 为 0.81, RMSE 为 27.76 t/hm²。Asian 等^[90-91]、Pham 和 Yoshino^[41]也开展了类似的研究。还有一些研究^[92-93]仅利用已有的统计经验公式(如冠层高度与生物量关系)进行反演,也取得了不错的效果。

近年来,随着多源遥感数据的大量应用,雷达数据与多光谱、高光谱数据相结合的统计回归法也受到关注。Li 等^[94]利用 Radarsat-1 和 Landsat 数据分析了后向散射系数、NDVI 等参数,建立了回归分析模型,进而估算广东省红树林生物量。其中,后向散射系分解为植被反射和地表反射两部分,并由遗传算法计算得出。结果表明,雷达数据的加入显著提高了精度,由于其可获取准确的树干信息。Wong 等^[30]利用 Hyperion 高光谱和 Envisat 雷达数据研究了香港地区红树林的 LAI,使用光学植被指数和 SAR 纹理特征建立了回归分析模型。结果发现, SAR 纹理特征的加入对结果是一个很好的补充。Kumar 等^[95]使用了 MODIS、Landsat 8 和 Sentinel-1 分析了印度奥里萨邦的红树林。雷达的后向散射系数可以与 NDVI、增强植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)建立关系,进而通过线性回归估算叶片叶绿素(Leaf Chlorophyll, CHL)、LAI 和总初级生产力(Gross Primary Productivity, GPP)等参数。

机器学习法是将现在比较流行的支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)、人工神经网络、随机森林等机器学习算法应用到反演问题中,通过实测或模拟数据对算法进行训练,进而反演红树林生物物理参数。Castillo 等^[39]利用 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据评估了菲律宾红树林的生物量。该研究主要是对比了多元线性回归和多种机器学习方法,分析了光学特征(反射率、植被指数和生物物

理参数)、极化特征(后向散射系数、极化比等)和程信息等特征。Pham 等^[43]利用 ALOS-2 和 Sentinel-2A 数据,通过 SVR 方法研究了越南北部的生物量反演,使用了光学特征(反射率、植被指数和波段比值)和极化特征(后向散射系数、极化比等),对比了径向基函数神经网络(Radial Basis Function Neural Networks)、多层感知神经网络(Multi-layer Perceptron Neural Networks)、高斯过程(Gaussian Process)和随机森林这 4 种机器学习方法,结果表明 SVR 方法精度最高, R^2 为 0.596, RMSE 为 0.187 t/hm²。Navarro 等^[40]利用无人机、Sentinel-1/2 数据,使用 SVR 方法监测塞内加尔红树林的生物量,其中雷达数据使用 VH 极化,光学数据使用多光谱反射率和植被指数。结果表明,无人机可以很好地替代人工测量,雷达与光学数据结合可以提高生物量的估计。

2.4.2 干涉相干特征法

干涉相干特征法的利用极化干涉 SAR(Pol-InSAR)或干涉 SAR(InSAR)估算红树林树高。Lee 等^[96]利用 TanDEM-X 数据通过 Pol-InSAR 方法估算墨西哥红树林树高,相关系数为 0.838, RMSE 为 1.538 m。Lee 等^[97]又使用相同方法研究了孙德尔本斯国家公园红树林冠层高度,相关系数为 0.852, RMSE 为 0.774 m。Lee 等^[98]在加蓬利用 Pol-InSAR 和全波形 LiDAR 研究了 3D 森林结构参数的融合反演。Lee 等^[99]利用多基线 TanDEM-X 研究了加蓬阿肯达和蓬加拉国家公园中红树林冠层高度,着重分析了垂直波数的影响,结果表明 DEM 是很好的先验知识,多基线可以减少高度反演垂直波数相关的偏差。Lagomasino 等^[34]利用 TanDEM-X 和 SRTM 估算了红树林树高。该研究使用 TanDEM-X 生成的干涉图估算高度(假设红树林位于地形平坦的海平面),而 SRTM 则利用前人经验公式计算高度。两者都可以正确预测 10 m 以上的冠层。SRTM 存在时间间隔的问题, TanDEM-X 由于基线 and 高度不确定问题无法很好估计低矮冠层。Feliciano 等^[92]同样从 TanDEM-X 干涉图估算了佛罗里达大沼泽国家公园红树林的冠层高度。Brolly 等^[100]利用全波形 LiDAR 和 SAR 数据融合框架评价了森林垂直结构对干涉相干性的影响。

3 面临的挑战

以上回顾了雷达遥感红树林监测的发展,着重分析了红树林散射机制、红树林分类与识别和红树

林生物物理参数反演这 3 个方面的研究现状。总的来说,雷达遥感红树林监测在近半个世纪的发展中取得了长足进步,并已在全球范围内得到了广泛的应用,但仍存在不足之处。下面分别对 3 个方面的研究现状进行总结,并提出存在的问题。

3.1 红树林散射机制

不同波段和入射角下,红树林散射机制均有所不同。波段主要反映了微波信号的穿透深度,高频波段穿透性较差,只反映冠层的特征,而低频波段穿透性较好,可以探测冠层下方的情况。入射角主要决定了微波信号的传播路径,小入射角下,信号在传播过程中易被上层枝叶阻碍,而大入射角下,信号则更容易与下层枝干相互作用。除雷达参数外,红树林自身的特征与结构(种类、生长周期、健康状况等)和外在环境因素(下垫面、地形、潮汐等)也有显著影响,在红树林研究中应综合考虑。表 2 为不同波段下微波信号的特征。

表 2 不同波段下微波信号的特征
Table 2 Characteristics of microwave signals in different bands

波段	穿透性	散射特性
C-band	穿过冠层顶约几米	体散射(树叶、树枝) 单次散射(地表)
L-band	穿透冠层	二次散射(树干-地表) 体散射(树枝间)
P-band	穿透冠层到土壤层	单次散射(土壤) 二次散射(树干-地表)

针对红树林散射机制研究,红树林散射模型研究较少且相对简单,无法准确表达红树林生长地区复杂的微波散射特性。大部分模型只是基于辐射传输方程的一阶或二阶解,而未考虑高阶解。在模拟复杂的红树林系统时,辐射传输方程的高阶解反映散射体间的多次散射,忽略多次散射项会导致交叉极化的低估。已有模型大多只考虑了二维场景(垂直方向不均匀分布,水平方向均匀分布),并未考虑场景的三维异质性(水平和垂直方向均为不均匀分布),在红树林空间结构上有待进一步完善。同时,已有模型大多都是非相干模型,忽略了红树林各组分之间的相干作用。在疏林场景下能较好地描述红树林的特征,但在频率较低或密林场景下模拟精度会受到较大影响。且非相干模型只是利用概率分布模型对散射体分布进行大致量化,无法精确刻画其具体特征。

3.2 红树林分类与识别

早期红树林雷达分类与识别以目视解译为主,该方法精度较高,但需要大量人力,目前多应用在小区域研究或自动分类方法后的人工校正。目前,红树林自动分类成为主流。其中,特征选取和分类器是很重要的环节。现有研究已针对极化特征、空间特征、纹理特征、物候特征等影响红树林后向散射信号的特征进行了一系列分析,多极化数据、纹理特征的加入显著提高了分类精度。也有部分研究考虑到雷达的优势是提取目标的结构信息,难以区分结构和介电常数相似地物的特点,加入了多光谱、高光谱等多源数据特征,取得了不错的效果。适用于 SAR 图像分类的分类器都可以应用于红树林研究。传统的监督和非监督分类方法是 SAR 图像分类的基础方法,在多年的应用中取得了很多成果。其中的典型方法如基于最大似然、Wishart、极化分解等均在红树林研究中取得了不错的精度。近年来,随着面向对象和机器学习方法的兴起,这两类方法也开始用于红树林分类与识别研究。面向对象方法特别适用于高分辨率影像,能在一定程度上解决分类结果破碎的问题。机器学习方法则擅长处理分类中的高维、非线性问题,精度相比传统方法能进一步提升。针对雷达强度数据容易过饱和的问题,前人也利用干涉分类方法进行了一些研究,但还处于机理探索阶段,没有大范围的应用。表 3 为已用于红树林的分类方法。从分类结果上看,红树林类间分类精度普遍高于类内识别,多极化分类精度高于双极化和单极化。

表 3 已用于红树林分类方法
Table 3 Methods used in mangrove classification

类别	方法
目视解译	假彩色、数据融合
传统方法	最大似然、Wishart、决策规则、ISODATA、马尔科夫随机场
面向对象	上下文特征、图像分割
机器学习	决策树、支持向量机、人工神经网络、随机森林、旋转森林

然而,已有分类方法基本沿袭了主流的 SAR 图像分类方法。这些方法对特征选取和分类器选择极为关键,如何从众多特征中选取最优特征,并使其在分类中发挥作用有待进一步研究。对于分类器选择,如何针对红树林分类问题的特点进行改进,训练样本缺乏的问题如何解决,也是很值得思

考的问题。

而对于新兴的深度学习方法,特征选取包含在分类器之中,无需人工干预,分类精度有所提高。但其分类过程缺乏可解释性,机理层面还需进一步探讨。红树林类间分类与类内识别虽然同属于分类问题,但它们面向的对象并不相同。特别是基于 SAR 的红树林分类中,类内识别研究相对较少且精度普遍偏低,有待进一步探究。雷达遥感当前的发展趋势是多频率、多极化、多角度、多时相的综合观测。在红树林分类与识别问题上,已有众多针对多频率和多极化的研究,但在多角度和多时相方面还有待提高,值得进一步深入研究。

3.3 红树林生物物理参数反演

已有研究表明,雷达传感器参数如入射角、频率、极化、分辨率等对红树林敏感性各有不同。对于频率,低频信号对于森林结构和树干生物量较为敏感,高频信号则对冠层特征与结构以及枝叶生物量更为敏感。对于极化方式,交叉极化相比于同极化,对生物量和结构参数更为敏感。对于入射角,大入射角更适合于 LAI 和生物量反演,小入射角则适合树高反演。红树林生物物理参数雷达反演方法主要分为极化特征法和干涉相干特征法两类。极化特征法中,主流的方法是统计回归法。单元或多元回归在红树林结构参数、LAI 和生物量反演上都有大量应用,在特定区域上取得了很好的结果。

近年来,随着机器学习方法的兴起,出现了一些针对红树林生物量反演的研究。机器学习法的优势是数据降维和非线性拟合,相对于传统统计回归法在反演精度上有了一定提高。干涉相干特征法中,目前都是针对红树林树高反演,主要的方法是 Pol-InSAR 或 InSAR 高程。前者充分利用了 SAR 极化和干涉信息,可同时获取散射体的散射特征和结构特征,取得了不错的效果。后者直接将 InSAR 反演的高程作为红树林树高,在一些地区得到了有效验证。表 4 为红树林反演的有效性^[6, 8, 15, 17, 48]。

目前大部分研究都是分析植被参数与雷达后向散射信号之间的关系,建立经验、半经验模型或智能反演算法,进而进行参数反演。经验、半经验模型大多依赖于特定物种、研究区,在应用上存在局限性。智能反演算法一般是基于机器学习等方法,缺乏物理意义,不能对结果进行合理的解释。反演过程中的物理过程该如何更好地量化,是反演研究中的重点。与分类问题类似,多角度和多时相特征在红树林反演研究中仅有一些定性探讨,缺乏深入研究,需要进一步开展研究。另外,已有研究大多是基于雷达极化特征,对于干涉特征未有深入研究,干涉特征如何在反演中发挥作用值得进一步研究。反演问题一直以来的难点是病态(ill-posed)问题,如何在观测量不足的情况下进行红树林参数反演,是需要解决的问题。

表 4 红树林反演的有效性
Table 4 Effectiveness of mangrove retrieval

波段	敏感性			生物量饱和值 (t/hm ²)
	VV	HH	HV	
C-band	生物量、胸径、树高、密度、胸高断面面积	生物量、胸径	LAI(大角度好)、树高(小角度好)、密度	50
L-band	-	-	生物量(大角度好)、胸径、树高、密度、胸高断面面积	100
P-band	树高、密度、胸高断面面积	生物量、密度	生物量(大角度最好)、胸径、树高、密度、胸高断面面积	150

4 展 望

针对目前雷达遥感红树林监测中存在的不足,可以从以下 3 个方面开展进一步研究。

(1)红树林散射机制。①目前针对辐射传输方程高阶解的研究有了一定的发展,Matrix Doubling 等方法已用于森林植被冠层多次散射的计算中,取得了不错的效果。考虑将辐射传输方程高阶解引入红树林散射模型中,提高交叉极化的估算精度;②考虑红树林冠层水平方向的异质性,将红树林散射模型从二维冠层推广到三维冠层,更好地对红树

林空间结构进行模拟,提高后向散射的估计;③考虑红树林各组分之间的相干作用,建立红树林相干散射模型,提高红树林株与株之间、单株的叶、枝、干之间相互作用的估算能力,进一步提高后向散射的精度。

(2)红树林分类与识别。①要加强针对红树林的 SAR 分类方法的探索。对于特征选取,要研究与红树林相关的特征,分析其影响的强度、范围以及相互关系,并找出适用于红树林分类的最优特征。对于分类器,要对已有的分类器进行评估,分析各自的优势,特别是要增强模型的可解释性,探究与

雷达散射机制的联系,并且寻找训练样本扩充的方法,提出适用于红树林分类的改进方法;②红树林类间分类与类内识别问题要根据研究对象的不同,依据各自特点选定不同的研究方法。特别是要从红树林不同树种的特征入手,加强红树林类内识别研究,进一步提高其分类精度;③应充分利用SAR提供的信息,考虑到多角度和多时相这两方面特征,结合红树林自身特征进一步研究,提出相应的分类方法。

(3)红树林生物物理参数反演。①应在红树林散射机制研究的基础上,分析反演的物理过程,对红树林相关参数进行敏感性分析,提出更具物理意义并且满足反演要求的模型;②继续探究SAR数据中多角度和多时相特征,研究这两种特征对于红树林参数的影响,将其应用于红树林参数反演问题中;③充分利用雷达干涉特征,通过Pol-InSAR、InSAR等技术进一步提高红树林参数反演的精度;④先验知识和多源高分辨率遥感为反演中的病态问题提供了新的解决思路。如何通过红树林先验知识更新和多源高分辨率传感器联合进一步提高红树林反演精度是未来研究的重点。

5 结 语

本文对雷达遥感红树林监测进行了回顾和展望,对研究中各类方法进行了总结和对比。雷达遥感以其全天时全天候的优势在红树林监测研究中展现出很好的应用前景。为了更好地了解红树林的散射机制,未来需要在红树林散射模型方面进行更加深入的研究。在此基础上,要充分利用雷达提供的多种特征,结合先验知识和多源遥感的优势,在红树林分类与识别以及生物物理参数反演研究上取得更多的突破。未来,国内外将会有众多高分辨率雷达卫星投入到对地观测应用中,这必将会推动雷达遥感红树林研究的进一步开展。

参考文献(References):

- [1] Glaser M. Interrelations between mangrove ecosystem, local economy and social sustainability in Caete Estuary, North Brazil[J]. *Wetlands Ecology and Management*, 2003, 11(4): 265-272. DOI: 10.1023/a:1025015600125.
- [2] Walters B B. Patterns of local wood use and cutting of philippine mangrove forests[J]. *Economic Botany*, 2005, 59(1): 66-76. DOI: 10.1663/0013-0001(2005)059[0066:Polwua]2.0.Co;2.
- [3] Barbier E B. Natural barriers to natural disasters: replanting mangroves after the Tsunami[J]. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2006, 4(3): 124-131. DOI: 10.1890/1540-9295(2006)004[0124:Nbtndr]2.0.Co;2.
- [4] Thampanya U, Vermaat J E, Sinsakul S, *et al.* Coastal erosion and mangrove progradation of Southern Thailand[J]. *Estuarine Coastal and Shelf Science*, 2006, 68(1-2): 75-85. DOI: 10.1016/j.ecss.2006.01.011.
- [5] Walters B B, Ronnback P, Kovacs J M, *et al.* Ethnobiology, socio-economics and management of mangrove forests: a review[J]. *Aquatic Botany*, 2008, 89(2): 220-236. DOI: 10.1016/j.aquabot.2008.02.009.
- [6] Kuenzer C, Bluemel A, Gebhardt S, *et al.* Remote sensing of mangrove ecosystems: a review[J]. *Remote Sensing*, 2011, 3(5): 878-928. DOI: 10.3390/rs3050878.
- [7] Heumann B W. Satellite remote sensing of mangrove forests: recent advances and future opportunities[J]. *Progress in Physical Geography*, 2011, 35(1): 87-108. DOI: 10.1177/0309133310385371.
- [8] Proisy C, Mougin E, Fromard F. Radar remote sensing of mangroves: results and perspectives[C]// *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Sydney, 2001: 3056-3058. DOI: 10.1109/igarss.2001.978253.
- [9] Lucas R M, Mitchell A L, Rosenqvist A, *et al.* The potential of L-band SAR for quantifying mangrove characteristics and change: case studies from the tropics[J]. *Aquatic Conservation-Marine and Freshwater Ecosystems*, 2007, 17(3): 245-264. DOI: 10.1002/aqc.833.
- [10] Lucas R, Rebelo L M, Fatoyinbo L, *et al.* Contribution of L-band SAR to systematic global mangrove monitoring[J]. *Marine and Freshwater Research*, 2014, 65(7): 589-603. DOI: 10.1071/mf13177.
- [11] Lucas R M, Mitchell A L, Armston J. Measurement of forest above-ground biomass using active and passive remote sensing at large (Subnational to Global) scales[J]. *Current Forestry Reports*, 2015, 1(3): 162-177. DOI: 10.1007/s40725-015-0021-9.
- [12] Avtar R, Kumar P, Oono A, *et al.* Potential application of remote sensing in monitoring ecosystem services of forests, mangroves and urban areas[J]. *Geocarto International*, 2017, 32(8): 874-885. DOI: 10.1080/10106049.2016.1206974.
- [13] Pham T D, Xia J S, Ha N T, *et al.* A review of remote sensing approaches for monitoring blue carbon ecosystems: mangroves, Seagrasses and Salt Marshes during 2010~2018[J]. *Sensors*, 2019, 19(8): 37. DOI: 10.3390/s19081933.
- [14] Pham T D, Yokoya N, Bui D T, *et al.* Remote sensing approaches for monitoring mangrove species, structure, and biomass: opportunities and challenges[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(3): 24. DOI: 10.3390/rs11030230.
- [15] Proisy C, Mougin E, Fromard F. Investigating correlations between radar data and mangrove forests characteristics[C]// *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Lincoln, 1996: 733-735. DOI: 10.1109/igarss.1996.516458.
- [16] Mougin E, Proisy C, Marty G, *et al.* Multifrequency and multipolarization radar backscattering from mangrove forests[J].

- IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(1): 94-102. DOI: 10.1109/36.739128.
- [17] Proisy C, Mougin E, Fromard F, *et al.* Interpretation of polarimetric radar signatures of mangrove forests [J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 71(1): 56-66. DOI: 10.1016/S0034-4257(99)00064-4.
- [18] Aschbacher J, Ofren R, Delsol J P, *et al.* An integrated comparative approach to mangrove vegetation mapping using advanced remote sensing and GIS Technologies - Preliminary-Results[J]. Hydrobiologia, 1995, 295(1-3): 285-294. DOI: 10.1007/bf00029135.
- [19] Simard M, De Grandi G, Saatchi S, *et al.* Mapping tropical coastal vegetation using JERS-1 and ERS-1 radar data with a decision tree classifier [J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(7): 1461-1474. DOI: 10.1080/01431160110092984.
- [20] Pasqualini V, Iltis J, Dessay N, *et al.* Mangrove mapping in North-Western Madagascar using SPOT-XS and SIR-C radar data [J]. Hydrobiologia, 1999, 413: 127-133. DOI: 10.1023/a:1003807330375.
- [21] Rao Y S, Turkar V. Classification of polarimetric SAR data over wet and arid regions of India [C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Cape Town, 2009: 2194-2197. DOI: 10.1109/igarss.2009.5417915
- [22] Thomas N, Lucas R, Bunting P, *et al.* Distribution and drivers of global mangrove forest change, 1996~2010[J]. PLOS One, 2017, 12(6): 14. DOI: 10.1371/journal.pone.0179302.
- [23] Ouchi K, Ipor I B. Comparison of SAR and optical images of the rainforests of Borneo, Malaysia with field data[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Toronto, 2002: 2905-2907. DOI: 10.1109/igarss.2002.1026817.
- [24] Chretien N, Tiafack O, Charly D N G. Mapping and monitoring urban growth on wetlands in humid tropical context using earth observation technology: Case study of mangrove zones around douala in Cameroon[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Cape Town, 2009: 120. DOI: 10.1109/igarss.2009.5416900.
- [25] Souza P W M, Goncalves F D, Rodrigues S W P, *et al.* Multi-sensor data fusion for geomorphological and environmental sensitivity index mapping in the Amazonian mangrove coast, Brazil[J]. Journal of Coastal Research, 2009: 1592-1596. DOI: 10.2307/25738058.
- [26] Rodrigues S W P, Souza P W M. Use of multi-sensor data to identify and map tropical coastal wetlands in the Amazon of Northern Brazil[J]. Wetlands, 2011, 31(1): 11-23. DOI: 10.1007/s13157-010-0135-6.
- [27] Kim S W, Wdowski S, Amelung F, *et al.* Interferometric coherence analysis of the everglades wetlands, South Florida [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(12): 5210-5224. DOI: 10.1109/tgrs.2012.2231418.
- [28] Kovacs J M, Vandenberg C V, Wang J, *et al.* The use of multipolarized spaceborne SAR backscatter for monitoring the health of a degraded mangrove forest [J]. Journal of Coastal Research, 2008, 24(1): 248-254. DOI: 10.2112/06-0660.1.
- [29] Wang D, Lin H, Chen J S, *et al.* Application of multi-temporal Envisat ASAR data to agricultural area mapping in the Pearl River Delta [J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(6): 1555-1572. DOI: 10.1080/01431160903475258.
- [30] Wong F K K, Fung T. Combining hyperspectral and radar imagery for mangrove leaf area index modeling [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2013, 79(5): 479-490. DOI: 10.14358/pers.79.5.479.
- [31] Kovacs J M, Lu X X, Flores-Verdugo F, *et al.* Applications of ALOS PALSAR for monitoring biophysical parameters of a degraded black mangrove (*Avicennia Germinans*) forest [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 82: 102-111. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.05.004.
- [32] Thomas N, Lucas R, Itoh T, *et al.* An approach to monitoring mangrove extents through time-series comparison of JERS-1 SAR and ALOS PALSAR data [J]. Wetlands Ecology and Management, 2015, 23(1): 3-17. DOI: 10.1007/s11273-014-9370-6.
- [33] Brown I, Mwansasu S, Westerberg L O. L-band polarimetric target decomposition of mangroves of the Rufiji Delta, Tanzania [J]. Remote Sensing, 2016, 8(2): 14. DOI: 10.3390/rs8020140.
- [34] Lagomasino D, Fatoyinbo T, Lee S, *et al.* A Comparison of mangrove canopy height using multiple independent measurements from land, air, and space [J]. Remote Sensing, 2016, 8(4): 18. DOI: 10.3390/rs8040327.
- [35] Kovacs J M, Jiao X F, Flores-de-Santiago F, *et al.* Assessing relationships between Radarsat-2 C-band and structural parameters of a degraded mangrove forest [J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(20): 7002-7019. DOI: 10.1080/01431161.2013.813090.
- [36] Zhen J N, Liao J J, Shen G Z. Mapping mangrove forests of Dongzhaigang nature reserve in China using Landsat 8 and Radarsat-2 Polarimetric SAR data [J]. Sensors, 2018, 18(11): 19. DOI: 10.3390/s18114012.
- [37] Zhang H S, Wang T, Liu M F, *et al.* Potential of combining optical and dual polarimetric SAR data for improving mangrove species discrimination using rotation forest [J]. Remote Sensing, 2018, 10(3): 15. DOI: 10.3390/rs10030467.
- [38] Chen B Q, Xiao X M, Li X P, *et al.* A Mangrove forest map of China in 2015: analysis of time series Landsat 7/8 and Sentinel-1A imagery in Google Earth Engine cloud computing Platform [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 131: 104-120. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.07.011.
- [39] Castillo J A A, Apan A A, Maraseni T N, *et al.* Estimation and mapping of above-ground biomass of mangrove forests and their replacement land uses in the philippines using Sentinel imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 134: 70-85. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.10.016.
- [40] Navarro J A, Algeet N, Fernandez-Landa A, *et al.* Integration of UAV, Sentinel-1, and Sentinel-2 data for mangrove plantation aboveground biomass monitoring in Senegal [J]. Remote Sensing, 2019, 11(1): 23. DOI: 10.3390/rs11010077.

- [41] Pham T D, Yoshino K. Aboveground biomass estimation of mangrove species using ALOS-2 PALSAR imagery in Hai Phong city, Vietnam[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2017, 11: 17. DOI: 10.1117/1.jrs.11.026010.
- [42] Pham T D, Bui D T, Yoshino K, *et al.* Optimized rule-based logistic model tree algorithm for mapping mangrove species using ALOS PALSAR imagery and GIS in the tropical region [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2018, 77(5): 13. DOI: 10.1007/s12665-018-7373-y.
- [43] Pham T D, Yoshino K, Le N N, *et al.* Estimating aboveground biomass of a mangrove plantation on the Northern Coast of Vietnam using machine learning techniques with an integration of ALOS-2 PALSAR-2 and Sentinel-2A data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39(22): 7761-7788. DOI: 10.1080/01431161.2018.1471544.
- [44] Ferrentino E, Nunziata F, Zhang H, *et al.* On the ability of PolSAR measurements to discriminate among mangrove species[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 2729-2737. DOI: 10.1109/jstars.2020.2989872.
- [45] Wang Y, Imhoff M L. Simulated and observed L-HH radar backscatter from tropical mangrove forests [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993, 14(15): 2819-2828. DOI: 10.1080/01431169308904311.
- [46] Thirion L, Chenierie I, Galy C. Study of the backscattering coefficient and the interferometric coherence of mangrove forests [C] // *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Toulouse, 2003: 4217-4219. DOI: 10.1109/igarss.2003.1295468.
- [47] Thirion L, Chenierie I, Galy C. Application of a coherent model in simulating the backscattering coefficient of a mangrove forest [J]. *Waves in Random Media*, 2004, 14(2): S299-S316. DOI: 10.1088/0959-7174/14/2/010.
- [48] Proisy C, Mougin E, Fromard F, *et al.* On the influence of canopy structure on the radar backscattering of mangrove forests [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(20): 4197-4210. DOI: 10.1080/01431160110107725.
- [49] Mitchell A L, Lucas R M, Proisy C, *et al.* Sensitivity of radar backscatter to mangrove forest structure and AIRSAR imaging parameters [C] // *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Seoul, 2005: 2090-2093. DOI: 10.1109/igarss.2005.1526428.
- [50] Darmawan S, Takeuchi W, Vetrta Y, *et al.* Characterization of mangrove forest types based on ALOS-PALSAR in overall Indonesian Archipelago [C] // *7th IGRSM International Remote Sensing & GIS Conference and Exhibition (IGRSM)*, Kuala Lumpur, 2014. DOI: 10.1088/1755-1315/20/1/012051.
- [51] Darmawan S, Takeuchi W, Vetrta Y, *et al.* Impact of topography and tidal height on ALOS PALSAR polarimetric measurements to estimate aboveground biomass of mangrove forest in Indonesia [J]. *Journal of Sensors*, 2015: 13. DOI: 10.1155/2015/641798.
- [52] Lewis A J, Macdonald H. Mapping of mangrove and perpendicular-oriented shell reefs in southeastern panama with Side-Looking Radar [J]. *Photogrammetria*, 1972, 28(6): 187-199. DOI: 10.1016/0031-8663(72)90001-4.
- [53] Souza P W M, Paradella W R. Use of Radarsat-1 fine mode and Landsat-5 TM selective principal component analysis for geomorphological mapping in a macrotidal mangrove coast in the Amazon region [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2005, 31(3): 214-224. DOI: 10.5589/m05-009.
- [54] Legeley-Padovani A, Beauvais A, Akono A, *et al.* Classification of a radar image: application to automated mapping of the mangrove around Douala (Cameroon) [C] // *3rd ERS Symposium on Space at the Service of Our Environment*, Florence, 1997: 301-304.
- [55] Raouf A, Lichtenegger J. Integrated use of SAR and optical data for coastal zone management [C] // *3rd ERS Symposium on Space at the Service of Our Environment*, Florence, 1997: 1089-1094.
- [56] Martinez-Benjamin J J, Medeiros C, Chic O, *et al.* Incidence of SAR images on the study of NE-Brazilian coast and shelf waters [C] // *Earth Surface Remote Sensing II*, Barcelona, 1998: 212-216. DOI: 10.1117/12.332726.
- [57] Souza-Filho P W M, Paradella W R. Use of synthetic aperture radar for recognition of coastal geomorphological features, land-use assessment and shoreline changes in Braganca coast, Para, Northern Brazil [J]. *Anais Da Academia Brasileira De Ciencias*, 2003, 75(3): 341-356. DOI: 10.1590/s0001-37652003000300007.
- [58] Cohen M C L, Lara R J. Temporal changes of mangrove vegetation boundaries in Amazonia: application of GIS and remote sensing techniques [J]. *Wetlands Ecology and Management*, 2003, 11(4): 223-231. DOI: 10.1023/a:1025007331075.
- [59] Polngam S. Application of microwave images for wetland and coastal zone monitoring [C] // *Remote Sensing for Tropical Ecosystem Management*, Dhaka, 1999: 79-81.
- [60] Ma L, Chen G W, Lan G X. Mangrove monitoring with PALSAR Mosaic products [C] // *SPIE Multispectral Image Processing and Pattern Recognition (MIPPR)*, Guilin, 2011. DOI: 10.1117/12.901847.
- [61] Cornforth W A, Fatoyinbo T E, Freemantle T P, *et al.* Advanced land observing satellite phased array type L-band SAR (ALOS PALSAR) to inform the conservation of mangroves: Sundarbans as a case study [J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(1): 224-237. DOI: 10.3390/rs5010224.
- [62] Pham T D, Yoshino K. Characterization of mangrove species using ALOS-2 PALSAR in Hai Phong city, Vietnam [C] // *8th IGRSM International Conference and Exhibition on Geospatial & Remote Sensing (IGRSM)*, Kuala Lumpur, 2016. DOI: 10.1088/1755-1315/37/1/012036.
- [63] Hamdan O, Abd Rahman K, Samsudin M, *et al.* Quantifying rate of deforestation and CO₂ emission in peninsular malaysia using PALSAR imageries [C] // *8th IGRSM International Conference and Exhibition on Geospatial & Remote Sensing (IGRSM)*, Kuala Lumpur, 2016. DOI: 10.1088/1755-1315/37/1/012028.
- [64] Kovacs J M, Zhang C, Flores-Verdugo F J. Mapping the condition of mangroves of the Mexican Pacific using C-band ENVISAT ASAR and Landsat optical data [J]. *Ciencias Mari-*

- nas, 2008, 34(4): 407-418. DOI: 10.7773/cm.v34i4.1320.
- [65] Souza P W M, Paradella W R, Rodrigues S W P, *et al.* Discrimination of coastal wetland environments in the Amazon region based on multi-polarized L-band airborne synthetic aperture radar imagery [J]. *Estuarine Coastal and Shelf Science*, 2011, 95(1): 88-98. DOI: 10.1016/j.ecss.2011.08.011.
- [66] Kumar T, Patnaik C. Discrimination of mangrove forests and characterization of adjoining land cover classes using temporal C-band synthetic aperture radar data: a case study of Sundarbans [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, 23: 119-131. DOI: 10.1016/j.jag.2012.12.001.
- [67] Gouinaud C, Gouinaud P. Characterization of ENVISat multi-polarization SAR data with bidimensional statistics [C] // *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Honolulu, 2010: 1597-1600. DOI: 10.1109/igarss.2010.5652405.
- [68] Duong P C, Trung T H, Nasahara K N, *et al.* Jaxa high-resolution land use/land cover map for central Vietnam in 2007 and 2017 [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(9): 23. DOI: 10.3390/rs10091406.
- [69] Rahman M M, Lagomasino D, Lee S, *et al.* Improved assessment of mangrove forests in Sundarbans East wildlife sanctuary using WorldView 2 and TanDEM-X high resolution imagery [J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2019, 5(2): 136-149. DOI: 10.1002/rse2.105.
- [70] Pereira F R D, Kampel M, Cunha-Lignon M. Mapping of mangrove forests on the southern coast of Sao Paulo, Brazil, using synthetic aperture radar data from ALOS/PALSAR [J]. *Remote Sensing Letters*, 2012, 3 (7): 567-576. DOI: 10.1080/01431161.2011.641511.
- [71] Dat P T, Yoshino K. Mangrove analysis using ALOS imagery in Hai Phong city, Vietnam [C] // *Remote Sensing of the Marine Environment II*, Kyoto, 2012. DOI: 10.1117/12.977261.
- [72] Nascimento W R, Souza P W M, Proisy C, *et al.* Mapping changes in the largest continuous Amazonian Mangrove Belt using object-based classification of multisensor satellite imagery [J]. *Estuarine Coastal and Shelf Science*, 2013, 117: 83-93. DOI: 10.1016/j.ecss.2012.10.005.
- [73] De Santiago F F, Kovacs J M, Lafrance P. An object-oriented classification method for mapping mangroves in Guinea, West Africa, using multipolarized ALOS PALSAR L-band data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34 (2): 563-586. DOI: 10.1080/01431161.2012.715773.
- [74] Held A, Ticehurst C, Lymburner L, *et al.* High resolution mapping of tropical mangrove ecosystems using hyperspectral and radar remote sensing [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24 (13): 2739-2759. DOI: 10.1080/0143116031000066323.
- [75] Wong F K K, Fung T. Combining EO-1 hyperion and envisat ASAR data for mangrove species classification in Mai Po Ramsar site, Hongkong, China [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(23): 7828-7856. DOI: 10.1080/01431161.2014.978034.
- [76] Bunting P, Rosenqvist A, Lucas R M, *et al.* The global mangrove watch a new 2010 global baseline of mangrove extent [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10 (10): 19. DOI: 10.3390/rs10101669.
- [77] Jhonnerie R, Siregar V P, Nababan B, *et al.* Random forest classification for mangrove land cover mapping using Landsat 5 TM and ALOS PALSAR images [C] // *1st International Symposium on Lapan-Ipb Satellite (LISAT)*, Bogor, 2015: 215-221. DOI: 10.1016/j.proenv.2015.03.028.
- [78] Poortinga A, Tenneson K, Shapiro A, *et al.* Mapping plantations in myanmar by fusing Landsat-8, Sentinel-2 and Sentinel-1 data along with systematic error quantification [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(7): 19. DOI: 10.3390/rs11070831.
- [79] Monzon A K, Reyes S R, Veridiano R K, *et al.* Synergy of optical and SAR data for mapping and monitoring mangroves [C] // *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)*, Prague, 2016: 259-266. DOI: 10.5194/isprsarchives-XLI-B6-259-2016.
- [80] Abdel-Hamid A, Dubovyk O, Abou El-Magd I, *et al.* Mapping mangroves extents on the red sea coastline in Egypt using polarimetric SAR and high resolution optical remote sensing data [J]. *Sustainability*, 2018, 10 (3): 22. DOI: 10.3390/su10030646.
- [81] Thomas N, Bunting P, Lucas R, *et al.* Mapping mangrove extent and change: a globally applicable approach [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(9): 20. DOI: 10.3390/rs10091466.
- [82] Takeuchi S, Yonezawa C. Utilization of coherence information from JERS-1/SAR for forest type discrimination [C] // *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Singapore, 1997: 107-109. DOI: 10.1109/igarss.1997.615812.
- [83] Gonnuru P, Kumar S. C-band SAR interferometry for change detection analysis in Krishna River Delta [C] // *3rd International Conference on Microwave and Photonics (ICMAP)*, Dhanbad, 2018.
- [84] Gonnuru P, Kumar S, Kumar S. PSInSAR coherence based displacement analysis of Krishna Delta using Sentinel-1 interferometric wide swath data [C] // *ISPRS TC V Mid-Term Symposium*, Dehradun, 2018: 273-278. DOI: 10.5194/isprs-annals-IV-5-273-2018.
- [85] Dechambre M. Radar measurements over the French-Guiana mangrove [C] // *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Pasadena, 1994: 1057-1059. DOI: 10.1109/igarss.1994.399342.
- [86] Hamdan O, Aziz H K, Hasmadi I M. L-band ALOS PALSAR for biomass estimation of matang mangroves, Malaysia [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 155: 69-78. DOI: 10.1016/j.rse.2014.04.029.
- [87] Cougo M F, Souza P W M, Silva A Q, *et al.* Radarsat-2 backscattering for the modeling of biophysical parameters of regenerating mangrove forests [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7 (12): 17097-17112. DOI: 10.3390/rs71215873.
- [88] Pereira F R D, Kampel M, Cunha-Lignon M. Mangrove vegetation structure in southeast Brazil from phased array L-band synthetic aperture radar data [J]. *Journal of Applied Remote*

- Sensing, 2016, 10: 16. DOI: 10.1117/1.jrs.10.036021.
- [89] Luong V N, Tu T T, Khoi A L, *et al.* Biomass estimation and mapping of Can Gio mangrove biosphere reserve in south of Vietnam using ALOS-2 PALSAR-2 data [J]. *Applied Ecology and Environmental Research*, 2019, 17(1): 15-31. DOI: 10.15666/aeer/1701_015031.
- [90] Asian A, Rahman A F, Warren M W, *et al.* Mapping spatial distribution and biomass of coastal wetland vegetation in Indonesian Papua by combining active and passive remotely sensed data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 183: 65-81. DOI: 10.1016/j.rse.2016.04.026.
- [91] Aslan A, Rahman A F, Robeson S M. Investigating the use of ALOS PRISM data in detecting mangrove succession through canopy height estimation [J]. *Ecological Indicators*, 2018, 87: 136-143. DOI: 10.1016/j.ecolind.2017.12.008.
- [92] Feliciano E A, Wdowinski S, Potts M D, *et al.* Estimating mangrove canopy height and above-ground biomass in the everglades national park with airborne LiDAR and TanDEM-X data [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(7): 14. DOI: 10.3390/rs9070702.
- [93] Darmawan S, Sari D K, Takeuchi W, *et al.* Development of aboveground mangrove forests' biomass dataset for southeast Asia based on ALOS-PALSAR 25-M Mosaic [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2019, 13(4): 15. DOI: 10.1117/1.jrs.13.044519.
- [94] Li X, Yeh A G O, Wang S, *et al.* Regression and analytical models for estimating mangrove wetland biomass in south China using Radarsat images [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28 (24): 5567-5582. DOI: 10.1080/01431160701227638.
- [95] Kumar A, Stupp P, Dahal S, *et al.* A Multi-sensor approach for assessing mangrove biophysical characteristics in Coastal Odisha, India [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences India Section a-Physical Sciences*, 2017, 87 (4): 679-700. DOI: 10.1007/s40010-017-0441-y.
- [96] Lee S K, Fatoyinbo T, Osmanoglu B, *et al.* Polarimetric SAR interferometry evaluation in mangroves [C] // *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Quebec City, 2014. DOI: 10.1109/igarss.2014.6947513.
- [97] Lee S K, Fatoyinbo T, Lagomasino D, *et al.* Large-scale mangrove canopy height map generation from TanDEM-X data by means of Pol-InSAR Techniques [C] // *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Milan, 2015: 2895-2898. DOI: 10.1109/igarss.2015.7326420.
- [98] Lee S K, Fatoyinbo T, Osmanoglu B, *et al.* 3D Forest structure parameter retrieval: polarimetric SAR interferometry and waveform Lidar airborne data [C] // *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Fort Worth, 2017: 4292-4293. DOI: 10.1109/igarss.2017.8127951.
- [99] Lee S K, Fatoyinbo T E, Lagomasino D, *et al.* Multibaseline TanDEM-X mangrove height estimation: the selection of the vertical wavenumber [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11 (10): 3434-3442. DOI: 10.1109/jstars.2018.2835647.
- [100] Brolly M, Simard M, Tang H, *et al.* A Lidar-Radar framework to assess the impact of vertical forest structure on interferometric coherence [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9 (12): 5830-5841. DOI: 10.1109/jstars.2016.2527360.

Review on Radar Remote Sensing of Mangrove

Zhu Bin^{1,3}, Liao Jingjuan^{1,2}, Shen Guozhuang¹

(1. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. Key Laboratory of Earth Observation, Sanya 572029, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Mangroves are important plant communities in coastal ecosystems, and have enormous social, ecological and economic values. The development of remote sensing technology provides an efficient and convenient way for mangrove monitoring. Radar remote sensing has a unique advantage in mangrove distribution area because it has high penetration and is unaffected by cloud and rain. This paper reviews the study on mangrove monitoring based on radar remote sensing in recent decades in the aspects of mangrove scattering mechanism, mangrove classification and recognition, and mangrove biophysical parameters retrieval. The summary and comparison of different methods in three aspects are also proposed. Finally, the future improvements are discussed according to the existing problems.

Key words: Mangrove; Radar; Scattering mechanism; Classification; Retrieval